深層学習モデルから抽出した特徴ベクトルの画像検索精度と計算時間に関する評価について発表します．

関連研究については，1つ目は，AlexNetの構造についてでです．2つ目は，特徴ベクトルの抽出について関連されたことが書かれています．3つ目は，特徴ベクトルの類似度を測る際の手段についてでです．4つ目は，次元の呪いについての関連研究です．

研究背景です．

ソーシャルネットワーキングサービスや写真共有サービスの普及により写真や画像の投稿が盛んになっており，大量の画像や写真が蓄積されています．

ユーザが目的の画像に辿り着くために画像検索機能の重要性が増しています．このような状況において，深層学習によるCNNの登場により画像検索機能は劇的に向上し，深層学習モデルの中間層から抽出できる特徴が注目されています．

次に，研究課題についてです．

特徴ベクトルは，画像認識において，高次元になるほど検索精度が良くなるが計算時間が増加してしまいます．反対に，低次元になるほど計算時間は早くなるが検索精度が落ちてしまうことがわかっています．

このように特徴ベクトルにおける画像検索精度と計算時間は両立できない関係性にあります．

次に，研究目的についてです．

画像検索機能を向上させるために画像検索に有効な特徴ベクトルと計算時間について調査します．計算時間を抑えた画像検索手法を調査することで，画像検索システムを成り立たせるうえで，検索精度が正常に扱える有効な範囲を明確にしたいと考えています．

本研究のアプローチについてです．

CNN　(Convolutional Neural Network)を用いて画像の特徴ベクトルを抽出します．特徴ベクトルには，画像の意味情報が保持されてると仮定します．意味情報について説明？

特徴ベクトルは，学習済みモデルの識別層の手前の全結合層から抽出します．

.

研究の提案手法としては，基準のモデルを作成します．

その後，中間層の次元数を変化させて作成した深層学習モデルを複数用意します．その後，それぞれのモデルを学習させます．学習には，CIFER-10データセットを使用します．

画像集合を用意するのですが，ここでは，CIFER-10のテストデータ1万件を用意します．

その画像集合を利用して，作成したモデルから特徴ベクトルを抽出します。抽出は識別層の手前の全結合層から行います．抽出した特徴ベクトルを使い，類似度を測ります．その時の検索精度と計算時間について評価します．

実験システムの概要について説明します．

まず，特徴ベクトル間のユークリッド距離を測ります．距離が近い順に画像の類似度が高いとして指定した数取得します．

取得した画像について，基準の画像のラベルと同じラベルの物を数えます．その正答回数から正答率を求めます．

実験環境についてです．

AlexNetの構造をもとにしたモデルを作成します．中間層の次元数を変化させて複数作成します．学習にはCIFER-10のデータセットを使用する．

実験方法1についてです．

抽出した特徴ベクトルを評価プログラムに読み込みます．類似度を見るためにユークリッド距離を測ります．距離の近い順に並び変えます．並び変えるときにインデックス順に並び替えます．後に，画像を表示しやすくするためです．本研究では，上位20件の画像を取得することにします．

基準の画像のラベルと同じラベルを数えます．正答率を計算し，検索精度をみます．ここまでの計算時間をはかります．このような流れで進めます．

実験2については，実験1と同様で上位20件の画像を取得します．その後，取得した画像について，各ラベルの正答率を調べます．また，取得した画像を類似度が高いとされた順に表示させます．この時に視覚的な類似度があるか確認します．

実験1の結果です．

次元数8192の特徴ベクトルが最も良い検索精度となりました．計算時間は，次元数が増えるのと比例して時間がかかるようになりました．そのため次元数8192は，最も検索精度が良いが計算時間は，最もかかることが確認できました．

実験2では，各ラベルの正答率についてみました．各ラベルの検索精度には，特徴ベクトルごとに多少の違いはあるが，全体的に見るとラベル1「automobile」が1番良い検索精度が出せていると見受けられました．また，ラベル3「cat」が1番低い検索精度が出ていました．

最も検索精度が良かった次元数は8192で正答率は約42%となりました．しかし，計算時間の観点も考えると次元数8192は時間がかかり過ぎています．このことから次に正答率の良い次元数1000が，次元数，計算時間の両方の観点から最も良かったと考察されました．

各ラベルで正答率に差がないかを調査しました．結果，ラベルによって正答率が良いラベルと悪いラベルがあることが判明しました．つまり，一部のラベルでは十分な学習が行われなかったことが考えられます．

すべての平均を求めてグラフに示した所，ラベル1が1番良い結果となり，ラベル3が悪い結果となりました．

今後の展望として，本研究で行った提案手法を応用させるために，ユークリッド距離以外での類似性の評価，異なる深層学習モデル構造を使用した特徴ベクトル抽出を行うことで，異なる画像検索精度や得られる意味情報の調査をすることができるのではないかと考えています．また，本提案手法を用いて，最適な次元数の特徴ベクトルを画像検索システムに適用することでより柔軟な画像検索に貢献できることを期待しています．